

SO SÁNH CÁC PHƯƠNG PHÁP PHÂN LOẠI ẢNH VIỄN THÁM DỰA TRÊN PIXEL ĐƯỢC PHÁT TRIỂN ĐỂ ĐÁNH GIÁ LỚP PHỦ MẶT ĐẤT, TRONG ĐÓ CÓ MỘT SỐ PHƯƠNG PHÁP PHÂN LOẠI ẢNH ĐƯỢC SỬ DỤNG PHỔ BIẾN DO TÍNH HIỆU QUẢ VÀ CHÍNH XÁC CỦA CHÚNG NHƯ: Maximum Likelihood (MLC), Support Vector Machine (SVMs) VÀ Decision Tree (DTs). CÁC PHƯƠNG PHÁP NÀY ĐƯỢC SỬ DỤNG ĐỂ PHÂN LOẠI LỚP PHỦ MẶT ĐẤT TẠI THÀNH PHỐ HẠ LONG, TỈNH QUẢNG NINH

Đặng Vũ Khắc

Khoa Địa lí, Trường Đại học Sư phạm Hà Nội

Tóm tắt. Trong những năm gần đây, nhiều thuật toán phân loại ảnh viễn thám dựa trên pixel được phát triển để đánh giá lớp phủ mặt đất, trong đó có một số phương pháp phân loại ảnh được sử dụng phổ biến do tính hiệu quả và chính xác của chúng như: Maximum Likelihood (MLC), Support Vector Machine (SVMs) và Decision Tree (DTs). Các phương pháp này được sử dụng để phân loại lớp phủ mặt đất tại thành phố Hạ Long năm 2020 dựa trên dữ liệu ảnh vệ tinh Landsat 8 OLI với 1 số loại hình lớp phủ mặt đất bao gồm: khu dân cư, đất trống, rừng, đất nông nghiệp, mặt nước và bãi than. Kết quả kiểm chứng cho thấy độ chính xác toàn cục (OA) và hệ số Kappa (K) của các phương pháp phân loại này đều ở mức cao, với $OA > 91\%$ và $K > 0,9$. Tuy nhiên so với 2 phương pháp còn lại thì phương pháp DTs cung cấp kết quả với độ chính xác cao nhất và khả năng tách biệt các loại lớp phủ tốt nhất. Kết quả nhận được cho phép lựa chọn thuật toán phân loại ảnh khi áp dụng vào các khu vực có lớp phủ mặt đất tương tự như tại Hạ Long.

Từ khóa: lớp phủ mặt đất, Landsat 8, phân loại ảnh, Maximum Likelihood, Support Vector Machine, Decision Tree.

1. Mở đầu

Bản đồ lớp phủ mặt đất thể hiện sự phân bố các loại đất tại một thời điểm xác định. Đây được coi là một trong những thông tin quan trọng để xác định tình hình quỹ đất trên thực tế và cần thiết cho việc lập quy hoạch, kế hoạch sử dụng đất. Vì vậy việc xác định lớp phủ mặt đất để từ đó theo dõi biến động hiện trạng sử dụng đất là một ứng dụng hữu ích cho các nhà quản lý, nhà hoạch định chính sách của địa phương và giúp họ có một cách nhìn tổng quan, chính xác về tình hình sử dụng đất trên địa bàn. Nhờ đó họ có thể đưa ra những quyết sách về sử dụng tài nguyên đất một cách hiệu quả, bền vững nhằm phát triển kinh tế, ổn định xã hội và đảm bảo quốc phòng – an ninh của địa phương.

Để xây dựng bản đồ lớp phủ mặt đất, bên cạnh phương pháp khảo sát đo đạc thực địa, phân loại ảnh viễn thám được coi là một trong số các phương pháp có nhiều ưu điểm. Do nguồn dữ liệu vệ tinh đa phổ ngày càng phong phú và miễn phí với nhiều loại ảnh vệ

Ngày nhận bài: 27/2/2023. Ngày sửa bài: 19/3/2023. Ngày nhận đăng: 27/3/2023.

Tác giả liên hệ: Đặng Vũ Khắc. Địa chỉ e-mail: khacdvt@hnue.edu.vn

khác nhau như Landsat, Sentinel, ASTER, MODIS,... nên có thể cung cấp nhiều thông tin hữu ích cho người sử dụng. Trong đó, vệ tinh Landsat 8 cung cấp loại ảnh đa phổ, độ phân giải trung bình, chu kỳ cập nhật ngắn, tiết kiệm được thời gian và chi phí nên thích hợp cho nghiên cứu lớp phủ mặt đất chi tiết tại các khu vực có quy mô nhỏ như thành phố Hạ Long [1].

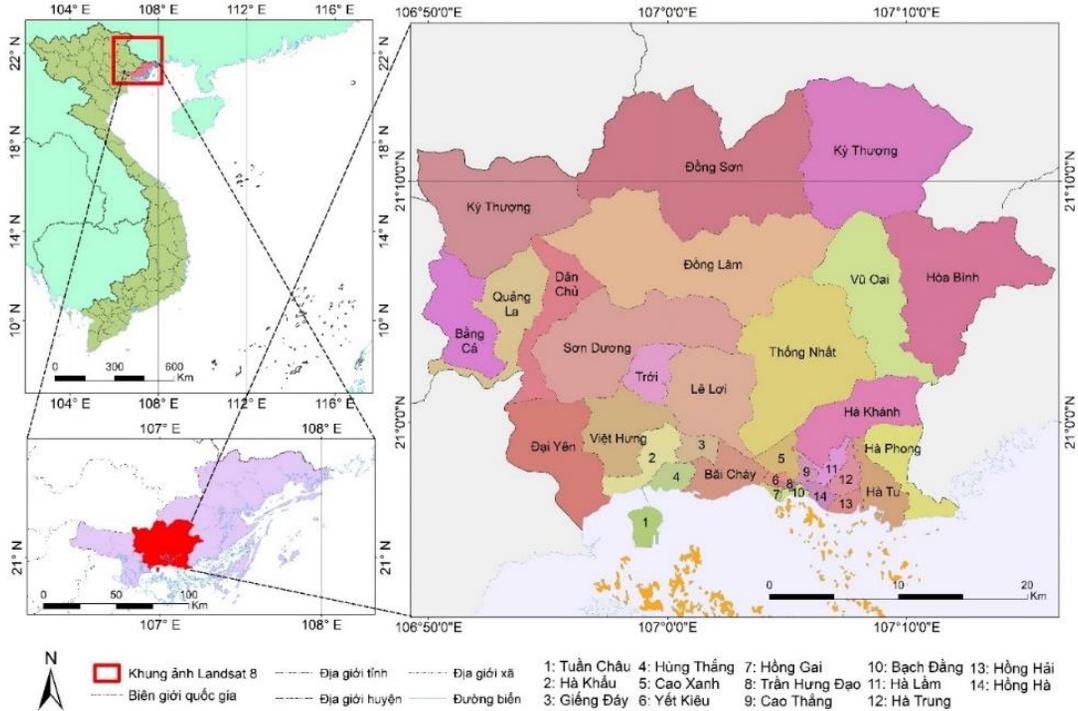
Trên thế giới, đã có nhiều phương pháp phân loại ảnh được sử dụng nhằm nâng cao độ chính xác, khắc phục những sai lầm còn tồn tại trong phân loại ảnh vệ tinh khi thành lập các bản đồ lớp phủ mặt đất. Chẳng hạn như: phương pháp xác suất cực đại (Maximum Likelihood) [2, 3], phương pháp khoảng cách gần nhất (Minimum Distance và Mahalanobis Distance) [4, 5], phương pháp phân tích thành phần chính (Principal Component Analysis) [6, 7], phương pháp dựa trên đối tượng (Object-Based Image Analysis - OBIA) [8, 9]. Gần đây một số phương pháp phân loại mới được phát triển như: phương pháp sử dụng máy Vector hỗ trợ (Support Vector Machine - SVMs) [10, 11], phương pháp cây quyết định (Decision Tree - DTs) [12, 13], phương pháp k-Nearest Neighbor [11, 14]. Chúng là các phương pháp nhận được nhiều sự quan tâm của cộng

Ở Việt Nam, đã có nhiều nghiên cứu ứng dụng dữ liệu vệ tinh trong xác định lớp phủ mặt đất [15-17]. Cụ thể, tại khu vực Hạ Long cũng đã có 1 số nghiên cứu sử dụng ảnh SPOT phân tích phản xạ các đối tượng thực vật, đất và nước bằng chỉ số VSW [18], nghiên cứu sử dụng ảnh vệ tinh Landsat khảo sát sự thay đổi lớp phủ mặt đất bao gồm: mặt nước, đô thị, đất trống, bãi than, đất nông nghiệp và rừng bằng phương pháp phân loại SVMs [19]. Tuy nhiên, các nghiên cứu này thường sử dụng 1 phương pháp phân loại nhất định chứ ít có sự so sánh và kiểm tra kết quả phân loại với các phương pháp khác, đặc biệt là các phương pháp phân loại mới. Vì vậy, nghiên cứu này hướng tới mục tiêu đánh giá độ chính xác, so sánh hiệu quả của một số phương pháp phân loại lớp phủ mặt đất tại thành phố Hạ Long bằng ảnh vệ tinh Landsat 8. Từ đó thành lập bản đồ lớp phủ mặt đất của thành phố Hạ Long năm 2020 để đưa ra các khuyến cáo sử dụng đất khách quan cho từng khu vực cụ thể thông qua bản đồ lớp phủ mặt đất nhận được.

Thành phố Hạ Long là trung tâm kinh tế, chính trị, văn hóa, thương mại và dịch vụ của tỉnh Quảng Ninh. Đặc biệt từ nhiều thập kỉ, khu vực này tập trung ngành công nghiệp khai thác than và các dịch vụ hậu cần nghề than với các mỏ than có trữ lượng lớn như Hà Tu, Núi Béo, Hà Lâm, Hòn Gai, v.v. (Hình 1). Cũng vì vậy, thành phố Hạ Long đã phát triển qua nhiều giai đoạn với nhiều lần thay đổi địa giới hành chính và sau mỗi lần mở rộng diện tích, lớp phủ mặt đất ở đây có nhiều biến đổi. Năm 2020, sau khi sáp nhập với huyện Hoành Bồ, thành phố Hạ Long trở thành đô thị loại I trực thuộc tỉnh lớn nhất cả nước. Dân số 327.405 người phân bố trên địa bàn 33 đơn vị hành chính trong đó có 21 phường và 12 xã với diện tích tự nhiên khoảng 1119,12 km² và mật độ dân số trung bình là 292 người/km² [20].

Đây là một trong những khu vực có địa hình đa dạng và phức tạp, bao gồm: vùng đồi núi ở phía Bắc chiếm khoảng 70% diện tích tự nhiên, vùng ven biển có dạng địa hình đồng bằng gắn với các khu bán ngập ven vịnh, vùng hải đảo gồm hàng trăm đảo đá vôi lớn nhỏ. Khu vực này chịu ảnh hưởng của khí hậu nhiệt đới gió mùa: nhiệt độ trung bình năm đạt tới 23,7° và lượng mưa trung bình năm vào khoảng 1832 mm. Khí hậu phân ra hai mùa rõ rệt: nóng vào mùa Hạ (kéo dài từ tháng 5 đến tháng 10) với lượng mưa lớn (chiếm 80 - 85% tổng lượng mưa cả năm) và lạnh vào mùa Đông (kéo dài từ tháng 11

đến tháng 4) với lượng mưa thấp (chiếm 15 - 20% tổng lượng mưa cả năm) [21]. Hệ thống sông và suối đều nhỏ, ngắn, lưu lượng nước không nhiều, tất cả các sông này đều đổ vào vịnh Cửa Lục rồi sau đó chảy ra vịnh Hạ Long. Quá trình phát triển kinh tế - xã hội trong những năm vừa qua làm thay đổi hệ sinh thái ở khu vực thành phố Hạ Long.



Hình 1. Vị trí khu vực nghiên cứu (tất cả các đảo không được trình bày trong bản đồ)

Hạ Long ngày càng phát triển, GDP của nền kinh tế tăng lên rõ rệt, cơ cấu kinh tế chuyển dịch theo hướng bền vững [22]. Lĩnh vực dịch vụ, du lịch ngày càng trở thành ngành kinh tế mũi nhọn, để từ đó thúc đẩy chuyển đổi phương thức phát triển kinh tế từ “nâu” sang “xanh”. Việc Hạ Long mở rộng không gian theo hướng đa cực là hết sức cần thiết, phù hợp với xu thế phát triển của các đô thị hiện đại. Chính sự thay đổi này dẫn tới tình hình sử dụng đất ở đây có những biến đổi mạnh mẽ và gây ra các tác động lớn đến đời sống của người dân. Mặt khác, các hoạt động kinh tế phức tạp, đan xen trên lãnh thổ ven biển nhỏ hẹp đang tác động mạnh mẽ tới cảnh quan và môi trường.

2. Nội dung nghiên cứu

2.1. Dữ liệu và phương pháp sử dụng

2.1.1. Dữ liệu sử dụng

* Ảnh vệ tinh Landsat 8

Nghiên cứu này sử dụng ảnh vệ tinh Landsat 8 OLI được tải từ trang web: <https://earthexplorer.usgs.gov/> của Cục Khảo sát Địa chất Hoa Kỳ (USGS). Ảnh được thu chụp vào mùa Thu, trong điều kiện thời tiết tốt, phạm vi nghiên cứu không bị mây phủ nên đối tượng nghiên cứu được thể hiện khá rõ nét với các thông tin mô tả trong Bảng 1.

Bảng 1. Các thông số của ảnh Landsat-8 được sử dụng trong nghiên cứu

Loại vệ tinh: Landsat 8	Bit: 16 bit
Ngày chụp: 12/11/2020	Định dạng: Geotiff
Bộ cảm: OLI	Hệ tọa độ: UTM Zone 48/WGS 84
Vị trí cảnh ảnh: 126/045	Độ che phủ mây: 7,9%
Mức xử lí: 2	Độ phân giải: 15m/30m/100m

Vệ tinh Landsat 8 chụp ảnh trên 11 kênh phổ thuộc dải sóng nhìn thấy và hồng ngoại, với chu kỳ cập nhật trong 16 ngày và độ phân giải không gian khác nhau (Bảng 2). Ảnh này được xử lí ở mức 2 nên cung cấp giá trị phản xạ trên mặt đất tại từng pixel (BOA) và được tham chiếu theo hệ tọa độ UTM (WGS84). Giá trị phản xạ được USGS hiệu chỉnh bằng phương pháp LaSRC nhằm loại bỏ ảnh hưởng của khí quyển như tán xạ, hấp thụ khí quyển [23].

Bảng 2. Các đặc trưng của các kênh ảnh trên vệ tinh Landsat 8 OLI [24]

Kênh ảnh	Bước sóng (μm)	Độ phân giải không gian (m)
Kênh 1 - Coastal aerosol	0.43 - 0.45	30
Kênh 2 - Blue	0.45 - 0.51	30
Kênh 3 - Green	0.53 - 0.59	30
Kênh 4 - Red	0.64 - 0.67	30
Kênh 5 - Near Infrared (NIR)	0.85 - 0.88	30
Kênh 6 - SWIR 1	1.57 - 1.65	30
Kênh 7 - SWIR 2	2.11 - 2.29	30
Kênh 8 - Panchromatic	0.50 - 0.68	15
Kênh 9 - Cirrus	1.36 - 1.38	30
Kênh 10 - Thermal Infrared (TIRS) 1	10.60 - 11.19	100
Kênh 11 - Thermal Infrared (TIRS) 2	11.50 - 12.51	100

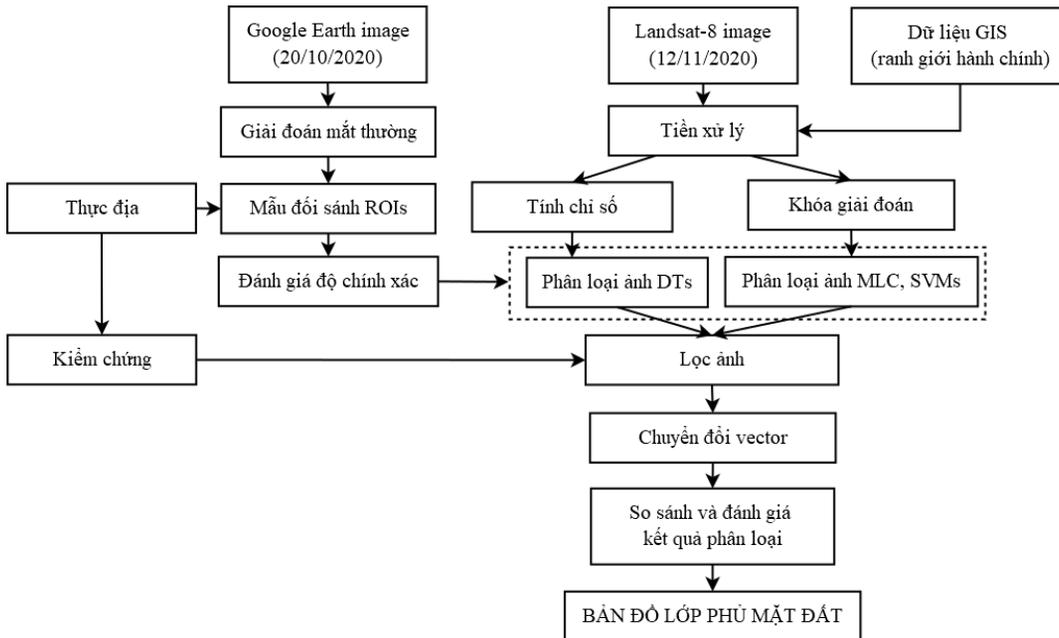
*** Dữ liệu ảnh vệ tinh độ phân giải lớn từ Google Earth**

Google Earth là một phần mềm mô phỏng quả cầu Trái Đất có tên gọi ban đầu là Earth Viewer. Trên đó là những hình ảnh địa lí được ghép từ ảnh vệ tinh, các ảnh hàng không và các lớp dữ liệu không gian địa lí GIS. Hiện tại ảnh vệ tinh trên Google Earth có độ phân giải không gian siêu cao với kích thước nhỏ hơn 1,0 m [25] và thường xuyên được cập nhật theo thời gian. Ảnh có thể được hiển thị ở thời điểm hiện tại hoặc từ một thời điểm cụ thể trong quá khứ. Người dùng có thể ghi nhận các thực thể trên mặt đất bằng ứng dụng Google Earth Pro. Các ảnh Google Earth thích hợp để giải đoán lớp phủ mặt đất vì tất cả các thực thể trên ảnh được xác định rõ ràng với các hiệu biết qua khảo sát thực địa [26]. Trong nghiên cứu này, ảnh Google Earth được chụp vào ngày 23/10/2020 gần với thời gian chụp ảnh Landsat-8 (12/11/2020) được giải mã thường nhằm kiểm chứng các thông tin lớp phủ mặt đất.

2.1.2. Phương pháp nghiên cứu

* Quy trình xử lý

Tất cả các bước xử lý dữ liệu đều được tiến hành trên phần mềm ENVI như sau: Thu thập dữ liệu, tiền xử lý ảnh viễn thám, tính chỉ số và xác định khóa giải đoán, phân loại, lọc pixel, chuyển đổi vector, đánh giá độ chính xác và thành lập bản đồ, phân tích và đánh giá kết quả.



Hình 2. Sơ đồ quy trình các bước thực hiện nghiên cứu

* Chuẩn bị dữ liệu

- Chuyển đổi giá trị phản xạ bề mặt từ dạng số nguyên về dạng số thập phân

Trong nghiên cứu lớp phủ mặt đất, ảnh vệ tinh ở mức Level 2 được khai thác với giá trị phản xạ bề mặt (Bottom Of Atmosphere – BOA) ở dạng số nguyên [24]. Tuy nhiên, để thuận tiện cho quá trình tính toán, giá trị phản xạ bề mặt được chuyển về dạng thập phân theo công thức sau [23]:

$$Ref_0 = (B_0 \times 0,0000275) - 0.2 \quad (1)$$

trong đó:

Ref₀ là giá trị phản xạ bề mặt dạng số thập phân;

B₀ là giá trị phản xạ bề mặt dạng số nguyên.

- Tiền xử lý ảnh viễn thám

Ảnh Landsat-8 được hiệu chỉnh khí quyển và nắn chỉnh hình học với tham chiếu theo hệ tọa độ UTM (WGS84). Sau đó, các ảnh này được cắt theo khu vực nghiên cứu như Hình 1. Các kênh ảnh sau khi cắt, được sử dụng để tính các chỉ số phổ ở thời điểm chụp ảnh.

*** Các phương pháp phân loại**

- Phương pháp xác suất cực đại (Maximum Likelihood - MLC)

Phân loại MLC được áp dụng khá phổ biến và được xem như là thuật toán chuẩn để so sánh với các thuật toán khác được sử dụng trong xử lý ảnh viễn thám. Phương pháp MLC được xây dựng dựa trên cơ sở giả thuyết hàm mật độ xác suất tuân theo luật phân bố chuẩn. Nó hoạt động theo nguyên tắc sử dụng các số liệu mẫu để xác định hàm mật độ phân bố xác suất của mỗi lớp phủ cần phân loại đối với từng điểm ảnh, sau đó tính xác suất của mỗi lớp phủ mặt đất và cuối cùng gán điểm ảnh về lớp phủ mặt đất có xác suất cao nhất [27].

Nếu đã có m lớp phủ mặt đất được xác định trước, trong đó trường hợp xác suất hậu định của lớp được tính theo công thức:

$$P(k|x) = \frac{P(k)P(k|x)}{\sum_{i=1}^m P(i)P(k|i)} \tag{2}$$

trong đó: $P(k)$ là xác suất tiên định của lớp k; $P(x/k)$ là xác suất điều kiện có thể xem x thuộc lớp k (hàm mật độ xác suất).

Đối với các phân phối chuẩn, hàm $P(x/k)$ được tính theo công thức:

$$L_k(x) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\sum_k|^{-\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_k)^t \sum_k^{-1} (x - \mu_k)\right) \tag{3}$$

trong đó:

$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ tương ứng với vector của pixel có n số dải;

$L_k(x)$ là hàm thành viên khả năng xảy ra của x thuộc lớp k;

$\mu_k = (\mu_{k1} \mu_{k2} \dots \mu_{kn})^T$ được biểu diễn dưới dạng giá trị trung bình của lớp thứ k.

$$\sum_k = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdot & \cdot & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \cdot & \cdot & \sigma_{2n} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \cdot & \cdot & \sigma_{nn} \end{pmatrix} \tag{4}$$

Lớp thứ k là ma trận hiệp phương sai của lớp k [28].

- Phương pháp máy Vector hỗ trợ (Support Vector Machine - SVMs)

Máy vectơ hỗ trợ là một khái niệm trong thống kê và khoa học máy tính cho một tập hợp các phương pháp học có giám sát liên quan đến nhau để phân loại và phân tích hồi quy. Mô hình SVMs là một cách biểu diễn các điểm trong không gian và lựa chọn ranh giới giữa hai lớp sao cho khoảng cách từ các mẫu huấn luyện tới ranh giới là xa nhất có thể. Các dữ liệu mới cũng được biểu diễn trong cùng một không gian và được thuật toán dự đoán thuộc một trong hai lớp tùy vào dữ liệu đó nằm ở phía nào của ranh giới [29].

Các phương trình của từng hàm Kernel được sử dụng trong SVMs [30, 31]:

Tuyến tính: $K(x_i, y_j) = x_i^T \cdot x_j$ (5)

Đa thức: $K(x_i, y_j) = (g \cdot x_i^T \cdot x_j + r)^d, g > 0$ (6)

Hàm cơ sở xuyên tâm (RBF): $K(x_i, y_j) = e^{-g(x_i - x_j)^2}, g > 0$ (7)

Sigmoid: $K(x_i, y_j) = \tanh(g \cdot x_i^T \cdot x_j + r)$ (8)

- *Phương pháp cây quyết định (Decision Tree - DTs)*

DTs là một phương pháp quy nạp bằng cách huấn luyện các mẫu và xây dựng cây quyết định hoặc quy tắc quyết định, sau đó sử dụng chúng để phân loại dữ liệu [32]. Cây quyết định cấu tạo bởi một nút gốc, ngoài ra còn có các nút trong và nút ngoài. Mỗi một nút chỉ có thể có một nút chính và hai hoặc nhiều nút phụ. Các nút được kết nối với nhau bằng các nhánh, bên trong mỗi nút tương ứng với thuộc tính hoặc nhóm thuộc tính thử nghiệm và tương ứng với bất kỳ giá trị nào (Hình 3).

+ *Chỉ số Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI)*

Chỉ số nước chênh lệch chuẩn hóa (NDWI) của McFeeters (1996) đã được sửa đổi bằng cách thay thế dải cận hồng ngoại bởi dải xanh lá cây nên làm chỉ số NDWI sửa đổi (MNDWI) có thể phân tách nước hiệu quả, loại bỏ được các nhầm lẫn với các đối tượng khác như thực vật, đất xây dựng [33]:

$$MNDWI = \frac{GREEN - SWIR1}{GREEN + SWIR1} \quad (9)$$

Áp dụng đối với ảnh Landsat-8 trong nghiên cứu: $MNDWI = (B3 - B6) / (B3 + B6)$

+ *Chỉ số Normalized Difference Built-up Index (NDBI)*

Căn cứ vào đặc tính phản xạ phổ của đất xây dựng là phản xạ thấp với bước sóng cận hồng ngoại NIR và phản xạ cao với bước sóng hồng ngoại sóng ngắn SWIR; Zha, Gao và Ni đã phát triển chỉ số NDBI bằng cách sử dụng 2 dải sóng này để hỗ trợ lập bản đồ khu vực đô thị [34]:

$$NDBI = \frac{SWIR1 - NIR}{SWIR1 + NIR} \quad (10)$$

Áp dụng đối với ảnh Landsat-8 trong nghiên cứu: $NDBI = (B6 - B5) / (B6 + B5)$

+ *Chỉ số Normalized difference vegetation index (NDVI)*

Chỉ số NDVI được sử dụng để định lượng độ xanh của thảm thực vật và rất hữu ích trong việc đánh giá mật độ thực vật và những thay đổi trong sức khỏe thực vật. NDVI được tính theo tỉ lệ giữa giá trị bước sóng đỏ (RED) và cận hồng ngoại (NIR) [35]:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (11)$$

Áp dụng đối với ảnh Landsat-8 trong nghiên cứu: $NDVI = (B5 - B4) / (B5 + B4)$

+ *Chỉ số Cacbon (C)*

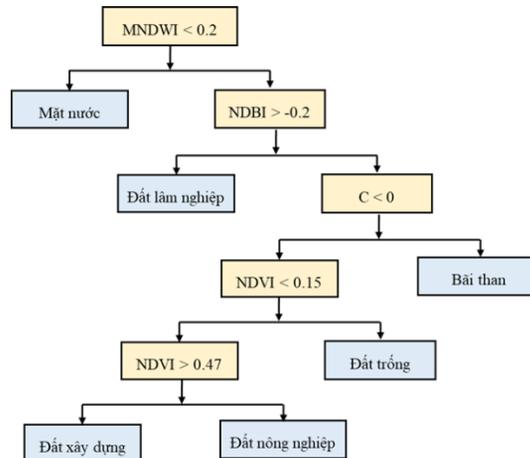
Chỉ số Cacbon được xác định bằng tỉ lệ phản xạ giữa 2 bước sóng hồng ngoại sóng ngắn. Để phát hiện than tại các khu vực khai thác than lộ thiên và các khu vực bãi than sử dụng tỉ lệ giữa giá trị của kênh SWIR1 và SWIR2 [36]:

$$C = \frac{SWIR1 - SWIR2}{SWIR1 + SWIR2} \quad (12)$$

Áp dụng đối với ảnh Landsat-8 trong nghiên cứu: $C = (B6 - B7) / (B6 + B7)$

- *Xây dựng khóa giải đoán ảnh*

Khóa giải đoán cho 2 phương pháp MLC và SVMs được thành lập tương ứng với 6 loại lớp phủ mặt đất chính tồn tại trong khu vực nghiên cứu: rừng, mặt nước, khu dân cư, đất trống, bãi than, và đất nông nghiệp (Bảng 3).



Hình 3. Hệ thống phân loại cây quyết định được sử dụng trong nghiên cứu

Bảng 3. Khóa giải đoán của các đối tượng trong nghiên cứu

Stt	Đối tượng	Mô tả	Trên ảnh tổ hợp màu khác nhau của vệ tinh Landsat		Trên ảnh tổ hợp màu tự nhiên của vệ tinh Google Earth
				Kênh	
1	Mặt nước	Có xanh hoặc xanh đậm tùy thuộc vào độ sâu của nước. Cấu trúc mịn, đường nét và hình dáng rõ ràng.		Kênh 7, 5, 2	
2	Khu dân cư	Có màu hồng nhạt, phân bố dọc theo đường giao thông và có thực vật xen kẽ. Cấu trúc loang lổ.		Kênh 7, 5, 2	
3	Đất trống	Khu giải phóng mặt bằng sắp xây dựng, có màu sáng, đôi khi có đường và thực phủ là do cỏ mọc.		Kênh 7, 6, 4	
4	Bãi than	Thường tập trung và chất thành đống, có màu đen và có ánh kim.		Kênh 7, 6, 4	
5	Rừng	Có màu xanh lá cây gồm các loại rừng: rừng tự nhiên, rừng trồng, v.v.		Kênh 6, 5, 4	
6	Đất nông nghiệp	Có màu nâu hoặc xanh tùy thuộc vào mục đích trồng trọt, phân bố ven sông và khu vực đất ở.		Kênh 7, 5, 2	

*** Đánh giá độ chính xác**

Độ chính xác của kết quả giải đoán và các bản đồ được đánh giá dựa trên việc tham chiếu với các điểm mặt đất thực tế thông qua độ chính xác tổng thể và hệ số Kappa. Trong đó, độ chính xác tổng thể được tính bằng tổng số pixel phân loại chính xác và tổng số pixel mẫu điều tra. Hệ số Kappa được tính theo công thức [37]:

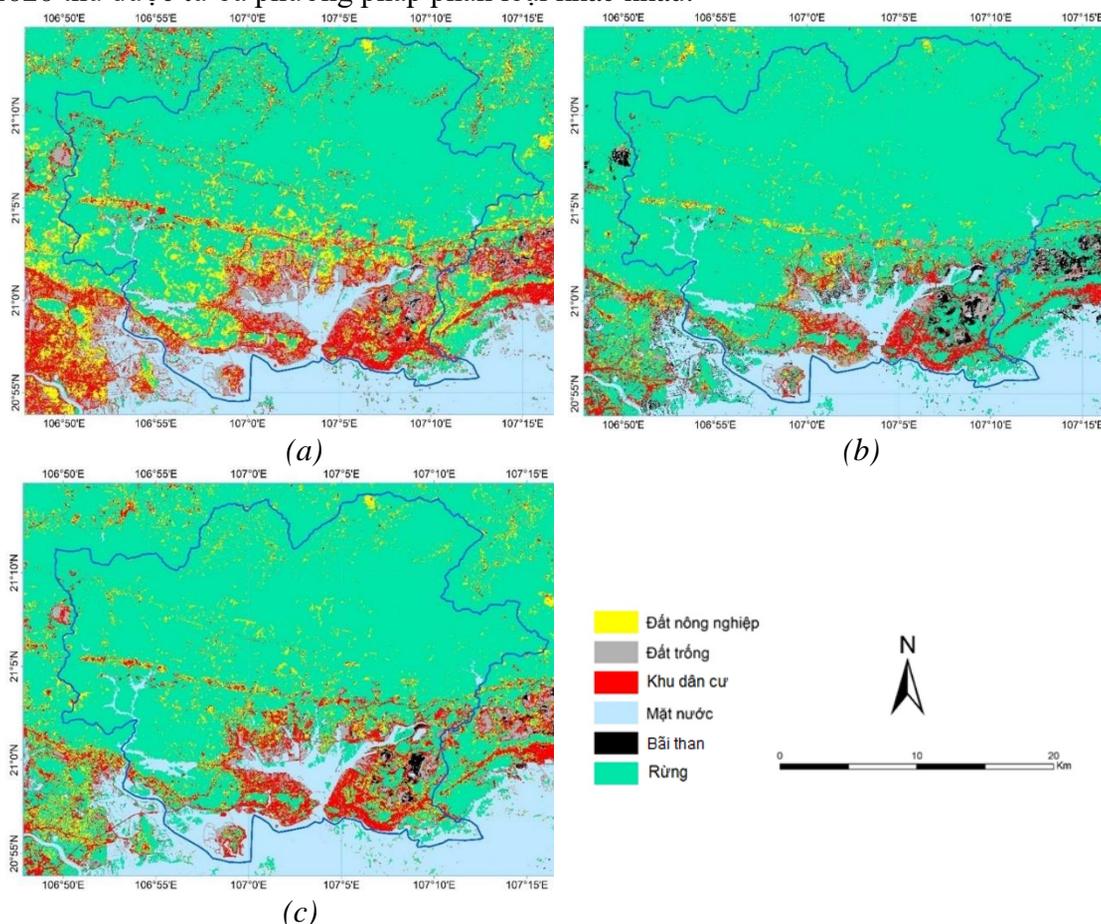
$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})} \quad (13)$$

trong đó r là tổng số cột trong ma trận ảnh; x_{ii} là số pixel quan sát được tại hàng i và cột i (trên đường chéo chính); x_{i+} là tổng số pixel quan sát ở hàng i ; x_{+i} là tổng số pixel quan sát tại cột i ; N là tổng số pixel quan sát trong ma trận ảnh. Giá trị hệ số Kappa thường nằm giữa 0 và 1, trong đó $k \geq 0,8$ là có độ chính xác cao [38].

2.2. Kết quả và thảo luận

2.2.1. Bản đồ lớp phủ mặt đất

Hình 4 thể hiện sự phân bố các loại hình lớp phủ mặt đất tại thành phố Hạ Long năm 2020 thu được từ ba phương pháp phân loại khác nhau.



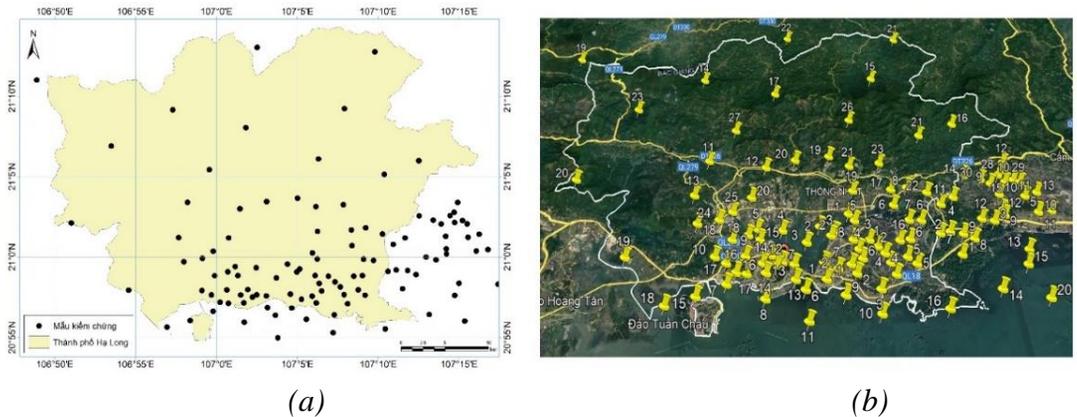
Hình 4. Bản đồ lớp phủ mặt đất thành phố Hạ Long năm 2020 : (a) Phương pháp xác suất cực đại; (b) Phương pháp máy Vector hỗ trợ; (c) Phương pháp cây quyết định

2.2.2. Kiểm chứng

* Đánh giá độ chính xác

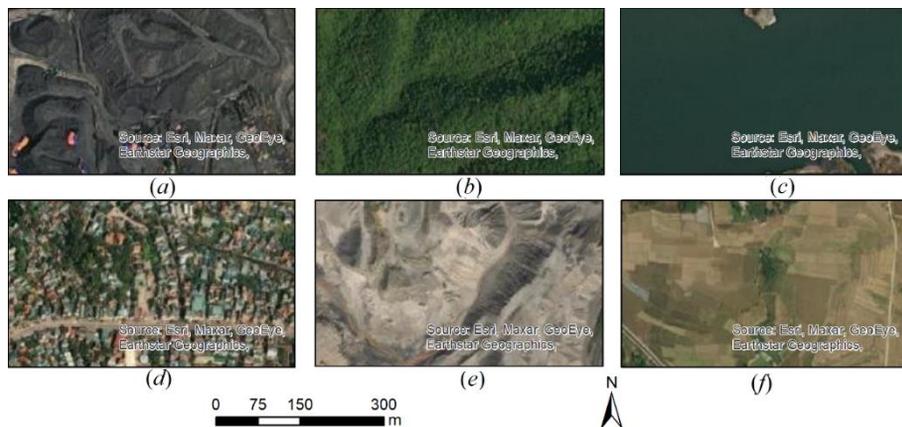
Mức độ chính xác của kết quả phân loại được đánh giá dựa trên việc đối sánh với kết quả giải đoán mắt thường của cùng loại hình lớp phủ mặt đất ghi nhận từ ảnh vệ tinh độ phân giải cao của Google Earth (ngày 23/10/2020) gần thời điểm chụp ảnh Landsat-8 được sử dụng trong nghiên cứu (ngày 12/11/2020).

Số lượng điểm kiểm tra ngẫu nhiên gồm 122 vị trí như trình bày trong Hình 5.



Hình 5. Vị trí các điểm kiểm chứng: (a) trên bản đồ; (b) và trên ảnh Google Earth

Hình 6 thể hiện các mẫu thu thập trên ảnh vệ tinh Google Earth cho một số loại lớp phủ.



Hình 6. Các loại lớp phủ mặt đất trên ảnh Google Earth (a) Bãi than, (b) rừng, (c) mặt nước, (d) khu dân cư, (e) bãi đất trống, (f) đất nông nghiệp

Tiến hành so sánh các lớp phủ mặt đất trên ảnh chỉ số với lớp phủ mặt đất được lấy mẫu ngẫu nhiên từ ảnh vệ tinh có độ phân giải cao của Google Earth bằng cách lập ma trận sai số. Kết quả ở Bảng 4 cho thấy sử dụng ảnh Landsat-8 để phân loại 6 loại hình sử dụng đất cho kết quả đạt độ chính xác toàn cục cao. Cả ba phương pháp phân loại đều đạt độ chính xác cao với độ chính xác toàn cục $OA > 91\%$ và hệ số Kappa $> 0,9$. Trong ba phương pháp được sử dụng, phương pháp phân loại DTs cho kết quả cao nhất ($OA = 93,44\%$, $K = 0,92$), phương pháp phân loại MLC cho kết quả thấp nhất ($OA = 91,80\%$, $K = 0,90$).

Bảng 4. Độ chính xác kết quả phân loại

Thông số	MLC	SVMs	DTs
Độ chính xác toàn cục (OA %)	91,80	92,62	93,44
Kappa (K)	0,90	0,91	0,92

Ngoài độ chính xác toàn cục, độ chính xác của nhà sản xuất (PA) và độ chính xác của người sử dụng (UA) cho biết khả năng phân loại các lớp riêng biệt của các thuật toán. Kết quả chỉ ra ở Bảng 5 đã tổng hợp độ chính xác thành phần của từng phương pháp.

Bảng 5. Đánh giá khả năng phân biệt của từng loại hình lớp phủ mặt đất

Loại hình lớp phủ mặt đất	Độ chính xác của nhà sản xuất (PA %)			Độ chính xác của người sử dụng (UA)		
	MLC	SVMs	DTs	MLC	SVMs	DTs
Đất nông nghiệp	81,82	45,45	90,91	90,00	83,33	100,00
Đất trồng	100,00	96,00	88,00	78,13	92,31	88,00
Khu dân cư	85,71	90,48	90,48	90,00	90,48	82,61
Mặt nước	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
Bãi than	75,00	100,00	87,50	100,00	100,00	93,33
Rừng	96,55	100,00	100,00	100,00	87,88	100,00

Bảng 5 cho thấy rằng hầu hết độ chính xác thành phần đều đạt trên 75% cho cả ba phương pháp phân loại ngoại trừ đất nông nghiệp ở phương pháp SVM bằng 45,45%. Độ chính xác thành phần của phương pháp phân loại DTs đều trên 80%, trong khi đó ở 2 phương pháp phân loại MLC và SVMs thì vẫn còn có độ chính xác thành phần thấp dưới 80% (MLC với đất trồng và bãi than, SVMs với đất nông nghiệp). Kết quả này lại một lần nữa cho thấy khả năng phân biệt từng loại lớp phủ mặt đất của phương pháp DTs so với 2 phương pháp còn lại.

*** So sánh với ảnh độ phân giải cao**

- Khu vực nội thành

Ở khu vực nội thành, khả năng phân tách lớp phủ mặt đất bằng các phương pháp khác nhau so với ảnh Google Earth có sự khác biệt. Cụ thể, ở khu công nghiệp Cái Lân trong Hình 7 diện tích đất xây dựng bị lẫn với đất trồng khá nhiều ở phương pháp MLC và SVMs, trong khi đó phương pháp DTs lại thể hiện rõ vị trí các nhà máy, dây chuyền sản xuất, kho bãi.



MLC (a)



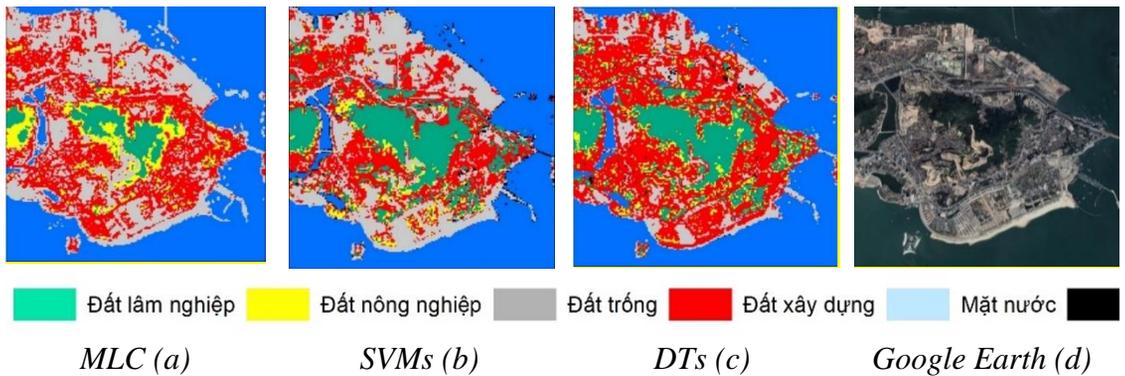
SVMs (b)



DTs (c)

Hình 7. Chồng xếp kết quả nhận được từ các phương pháp phân loại lên ảnh Google Earth tại nội thành

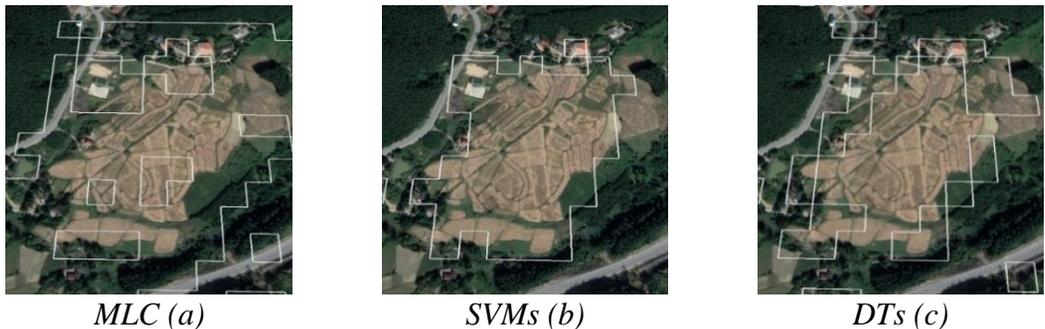
Xét ở khu vực có diện tích lớn hơn (Hình 8), có thể thấy được ngoài khu công nghiệp Cái Lân thì các khu vực ven biển, khu vực đang xây dựng, các đường giao thông ở hai phương pháp MLC và SVMs bị lẫn giữa đất xây dựng và đất trống khá nhiều. Ngoài ra, ở phương pháp MLC còn bị lẫn giữa đất nông nghiệp và rừng, mặt nước ở các ao hồ bị thu hẹp khá nhiều. Trong khi đó, phương pháp DTs có khả năng phân tách tốt giữa các đối tượng với nhau đặc biệt là đất xây dựng và đất trống ở khu vực nội thành có mật độ dân cư sinh sống cao và hoạt động công nghiệp diễn ra hàng ngày.



Hình 8. So sánh kết quả của các phương pháp phân loại tại nội thành

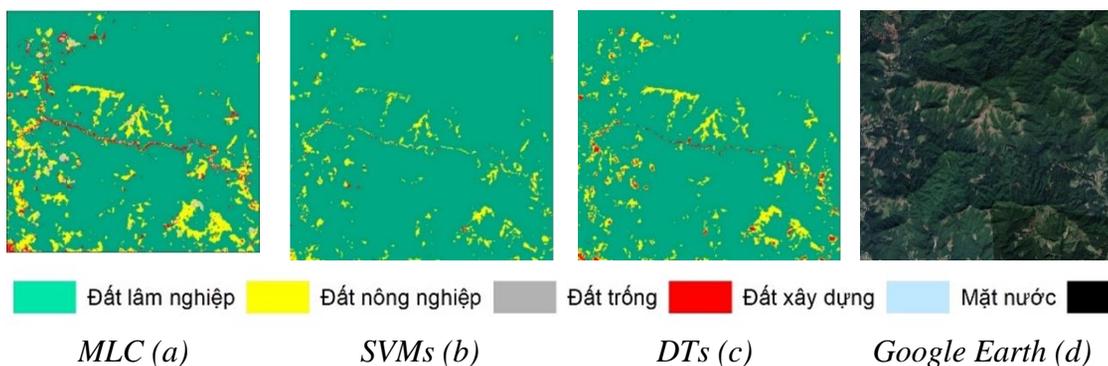
- Khu vực ngoại thành

Ở khu vực ngoại thành, khả năng phân tách các lớp phủ mặt đất bằng các phương pháp khác nhau so với ảnh Google Earth không có sự khác biệt nhiều, do các khu vực ngoại thành chủ yếu là diện tích rừng và đất nông nghiệp. Nếu xét trên một phạm vi nhỏ, khu vực đất nông nghiệp được thể hiện trong Hình 9 và Hình 10 cho thấy phương pháp SVMs thể hiện tốt nhất, tiếp đó là phương pháp MLC và cuối cùng là phương pháp DTs.



Hình 9. Chồng xếp kết quả nhận được từ các phương pháp phân loại lên ảnh Google Earth tại ngoại thành

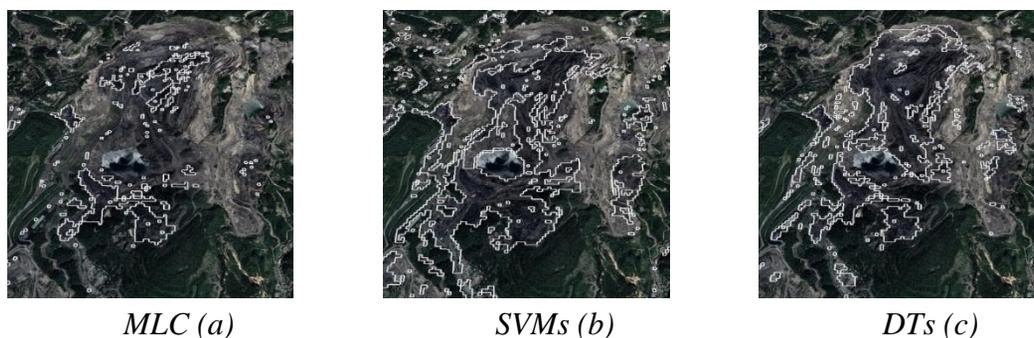
Tuy nhiên, nếu xét trên khu vực có diện tích lớn hơn (Hình 10), phương pháp MLC và DTs khả năng tách biệt tốt giữa đất nông nghiệp và rừng tốt hơn so với phương pháp SVMs. Điều này còn thể hiện được tuyến đường tỉnh 326, ở phương pháp SVMs không thể hiện được các thực thể dọc tuyến đường này và bị lẫn với khu vực đất nông nghiệp.



Hình 10. So sánh kết quả của các phương pháp phân loại tại ngoại thành

- Khu vực bãi than

Ở các bãi than, khả năng phân tách lớp phủ mặt đất bằng các phương pháp phân loại khác nhau so với ảnh Google Earth có sự khác biệt lớn. Trong đó, các bãi than tại mỏ than Hà Tu (Hình 11) được thể hiện tốt nhất và chính xác nhất với phương pháp DTs; phương pháp MLC không thể hiện rõ được các bãi than, chỉ thể hiện được các bãi than có diện tích lớn, nhiều khu vực bị lẫn với đất trống. Với phương pháp SVMs, các bãi than có diện tích rất lớn bị lẫn với khu vực bãi đất trống, rừng và mặt nước nên khả năng tách biệt không cao.



Hình 11. Chồng xếp kết quả nhận được từ các phương pháp phân loại lên ảnh Google Earth tại bãi than

Kết quả đánh giá này phù hợp với những thông tin giải đoán bằng mắt và so sánh ở trên. Như vậy, đối với thành phố Hạ Long - một đô thị có bề mặt lớp phủ mặt đất phức tạp thì việc phân loại ảnh bằng phương pháp DTs cho kết quả tốt nhất.

3. Kết luận

Nghiên cứu này chứng minh khả năng sử dụng dữ liệu ảnh vệ tinh Landsat 8 trong thành lập bản đồ lớp phủ mặt đất tại thành phố Hạ Long với các loại hình lớp phủ khác nhau thông qua phương pháp phân loại ảnh. Việc đánh giá độ chính xác dựa trên giải đoán mắt thường từ ảnh Google Earth thu chụp vào cùng thời điểm và các quan sát trên mặt đất mang đến sự tin cậy với độ chính xác toàn cục lần lượt là : OA = 91,8%; 92,62%;

93,44% và hệ số $K = 0,9; 0,91; 0,92$ tương ứng với 3 phương pháp phân loại ảnh MLC, SVMs và DTs. Như vậy, kết quả nghiên cứu cho thấy rằng so với phương pháp phân loại truyền thống MLC thì các phương pháp phân loại SVMs, DTs cho độ chính xác và khả năng phân biệt các lớp phủ mặt đất tốt hơn. Đặc biệt, phương pháp phân loại DTs cho hiệu quả cao khi phân tách các loại hình lớp phủ mặt đất ở khu vực tương đối phức tạp như thành phố Hạ Long. Nhưng khó khăn khi sử dụng phương pháp DTs liên quan tới việc xác định cấu trúc cây quyết định và giới hạn của các điểm nút. Mặc dù độ phân giải không gian của ảnh Landsat-8 đạt tới 30 m được áp dụng để phân loại các lớp phủ nhưng độ phân giải này chưa đủ lớn để nhận ra các thực thể nhỏ vì nhiều thực thể không được xác định như với ảnh Google Earth. Vì vậy cần bổ sung thêm các nghiên cứu khác để đánh giá khả năng của các ảnh vệ tinh có độ phân giải cao hơn như Sentinel-2, Planet, vv. nhằm so sánh, chứng minh và cải thiện độ chính xác trong các phương pháp phân loại mới với phương pháp phân loại truyền thống.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Trịnh Lê Hùng, 2018. Kết hợp ảnh vệ tinh Landsat 8 và Sentinel 2 trong nâng cao độ phân giải không gian nhiệt độ bề mặt. *Các Khoa học Trái đất và Môi trường*, 34(4), tr. 54-63.
- [2] Reis Selçuk, 2008. Analyzing Land Use/Land Cover Changes Using Remote Sensing and GIS in Rize, North-East Turkey. *Sensors*, 8(10), pp. 6188-6202.
- [3] Hussain Sajjad, et al., 2020. Using GIS tools to detect the land use/land cover changes during forty years in Lodhran District of Pakistan. *Environmental Science and Pollution Research*, 27, pp. 39676-39692.
- [4] Sisodia Pushpendra Singh, Tiwari Vivekanand, Kumar Anil, 2014. A comparative analysis of remote sensing image classification techniques. *2014 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, IEEE, Delhi, India, pp. 1418-1421.
- [5] BoHuang, BeiZhao, YimengSong, 2018. Urban land-use mapping using a deep convolutional neural network with high spatial resolution multispectral remote sensing imagery. *Remote Sensing of Environment*, 214(1), pp. 73-86.
- [6] Li X., Yeh A. G. O., 1998. Principal component analysis of stacked multi-temporal images for the monitoring of rapid urban expansion in the Pearl River Delta, *International Journal of Remote Sensing*, 19(8), pp. 1501-1518.
- [7] Munyati Christopher, 2008. Use of Principal Component Analysis (PCA) of Remote Sensing Images in Wetland Change Detection on the Kafue Flats, Zambia. *Geocarto International*, 19(3), pp. 11-22.
- [8] Goodin Douglas G., Anibas Kyle L., Bezymennyi Maksym, 2015. Mapping land cover and land use from object-based classification: an example from a complex agricultural landscape. *International Journal of Remote Sensing*, 36(18), pp. 4702-4723.
- [9] How J A Darren, Hasmadi I Mohd, Melissa M Farrah, 2020. Assessing Land-Use and Land-Cover Change (LULCC) Between 2009 and 2019 Using Object-Based

- Image Analysis (OBIA) in Cameron Highlands, Malaysia, *Earth and Environmental Science*, IOP Publishing Ltd, Kuala Lumpur, Malaysia.
- [10] Singh Sudhir Kumar, et al., 2013. Appraisal of land use/land cover of mangrove forest ecosystem using support vector machine. *Environmental Earth Sciences*, 71, pp. 2245-2255.
- [11] Phan Thanh Noi và Kappas Martin, 2018. Comparison of Random Forest, k-Nearest Neighbor, and Support Vector Machine Classifiers for Land Cover Classification Using Sentinel-2 Imagery, *Sensor*, 18(1), pp. 18.
- [12] Punia Milap, Joshi P.K. và Porwal M.C., 2011. Decision tree classification of land use land cover for Delhi, India using IRS-P6 AWiFS data. *Expert Systems with Applications*, 38(5), pp. 5577-5583.
- [13] Yang Chao, et al., 2017. Improving Land Use/Land Cover Classification by Integrating Pixel Unmixing and Decision Tree Methods. *Remote Sensing of Environment*, 9(12), pp. 1222.
- [14] Alimjan Gulnaz, et al., 2017. A Hybrid Classification Approach Based on Support Vector Machine and K-Nearest Neighbor for Remote Sensing Data. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 31(10), pp. 1750034.
- [15] Phương Trần Hà và Hùng Nguyễn Thanh, 2012. Phân tích biến động sử dụng đất bằng ảnh Landsat- trường hợp tỉnh Đắk Lắk giai đoạn 2000 - 2010. *Tạp chí khoa học Đại học Sư phạm thành phố Hồ Chí Minh*, 36, tr. 112-121.
- [16] Hành Lê Ngọc và Đức Trần Thanh, 2014. Nghiên cứu tác động của biến đổi sử dụng đất đến biến đổi nhiệt độ tại thành phố Đà Nẵng. *Tạp chí Khoa học Xã hội, Nhân văn và Giáo dục*, 4(3), tr. 1-7.
- [17] Nguyễn Thị Ngọc Ánh, Trần Đăng Hùng và Lê Phương Hà, 2021. Ứng dụng phương pháp học máy - cây quyết định trong đánh giá biến động rừng ngập mặn khu vực xã Đất Mũi. *Tạp chí khoa học Biến đổi Khí hậu*, 20, tr. 28-35.
- [18] Vo Chi My, Pham Thi Lan, Tong Si Son, 2009. Monitoring urban space expansion using Remote sensing data in Ha Long city, Quang Ninh province in Vietnam, *Spatial Data Serving People: Land Governance and the Environment - Building the Capacity*, FIG, Hanoi, Vietnam.
- [19] Jalilov Shokhrukh-Mirzo, et al., 2021. Estimation of Urban Land-Use Efficiency for Sustainable Development by Integrating over 30-Year Landsat Imagery with Population Data: A Case Study of Ha Long, Vietnam. *Sustainability*, 13(16), pp. 8848.
- [20] Long Cục thống kê thành phố Hạ, 2020. *Niên giám thống kê thành phố Hạ Long năm 2020*, NXB Thống kê, Quảng Ninh, tr. 479.
- [21] Huynh Son, 2002. *Hydrodynamic Study of Ha Long Bay*. Department of Environmental Engineering, University of Western Australia, Australia.
- [22] Hà Văn Hòa, 2010. *Giải pháp xử lý các nguồn gây ô nhiễm ven bờ thành phố Hạ Long*. Viện nghiên cứu luật pháp, Hạ Long, truy cập ngày 13 Mars-2023, tại trang web <http://www.lappph.vn/Pages/tintuc/tinchitiet.aspx?tintucid=206941>.
- [23] United States Geological Survey, 2021. *Landsat Collection 2 Level-2 Science Products*, truy cập ngày 9-12-2021, tại trang web <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-collection-2-level-2-science-products>.

- [24] United States Geological Survey, 2021. *Landsat 8*, truy cập ngày 20-12-2021, tại trang web <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-8>.
- [25] Malarvizhi K., Kumar S. Vasantha và Porchelvan P., 2016. Use of High Resolution Google Earth Satellite Imagery in Landuse Map Preparation for Urban Related Applications. *Procedia Technology*, 24, pp. 1835-1842.
- [26] Lesiv Myroslava, et al., 2018. Characterizing the Spatial and Temporal Availability of Very High Resolution Satellite Imagery in Google Earth and Microsoft Bing Maps as a Source of Reference Data. *Land*, 7(4), pp. 118.
- [27] Đoàn Minh Trung và Nguyễn Thị Thanh Hương, 2019. Đánh giá độ chính xác của các phương pháp phân loại thảm phủ dựa vào ảnh vệ tinh Sentinel-2, *Hội thảo ứng dụng GIS toàn quốc 2019*, chủ biên. Đại học Tây Nguyên, Buôn Ma Thuột, Việt Nam, tr. 733-744.
- [28] Scott A. J. và Symons M. J., 1971. Clustering Methods Based on Likelihood Ratio Criteria. *Biometric*, 27(2), pp. 387-397.
- [29] Nguyễn Thị Oanh và Phùng Minh Tám, 2015. Khả năng ứng dụng phân loại bề mặt lớp phủ bằng thuật toán Support Vector Machine. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Lâm nghiệp*, 1, tr. 140-147.
- [30] Boser Bernhard E., Guyon Isabelle M., Vapnik Vladimir N., 1992. A training algorithm for optimal margin classifiers. *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*. Association for Computing Machinery, Pennsylvania, Pittsburgh, USA, pp. 144-152.
- [31] Cortes Corinna và Vapnik Vladimir, 1995. *Support-vector network*, Kluwer Academic Publishers, Boston, Manufactured in The Netherlands.
- [32] Doan Ha Phong, et al., 2021. Application of machine learning method-decision tree to classification of oil use sentinel 2. *Vietnam Journal of Hydrometeorology*, 8, pp. 16-27.
- [33] Xu Hanqiu, 2007. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27(14), pp. 3025-3033.
- [34] Zha Y., Gao J., Ni S., 2010. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(3), pp. 583-594.
- [35] United States Geological Survey, 2021. *Landsat Normalized Difference Vegetation Index*, truy cập ngày 20-12-2021, tại trang web <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-normalized-difference-vegetation-index>.
- [36] Mukherjee Jit, et al., 2019. A Novel Index to Detect Opencast Coal Mine Areas From Landsat 8 OLI/TIRS. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(3), pp. 891-897.
- [37] Bishop Yvonne M., et al., 1974. *Discrete Multivariate Analysis - Theory and Practice*, Springer, London, 568.
- [38] Kirch Wilhelm, 2008. *Encyclopedia of Public Health*, Vol. 1, Springer, Dordrecht, 1601.

Đặng Vũ Khắc

ABSTRACT

**Comparison of image classification methods to establishing land cover map
at Ha Long city, Quang Ninh province using the Landsat-8 images**

Dang Vu Khac

Faculty of Geography, Hanoi National University of Education

For a long time, many pixel-based image classification algorithms have been developed for identifying land cover, some of which are commonly used due to their efficiency and accuracy such as Maximum Likelihood (MLC), Support Vector Machines (SVMs), and Decision Trees (DTs). These methods are applied to classify land cover in Ha Long city using Landsat-8 satellite images with several categories including residence, bare soil, forest, agricultural land, water surface, and coal field. The validation results show that the overall accuracy (OA) and Kappa coefficient (K) of these classification methods are high, with $OA > 91\%$ and $K > 0.9$. However, compared to the other two methods, the DTs method provides the results with the highest accuracy and the best ability to separate features. The obtained results allow selecting the image classification method for identical areas with complicated land cover such as Ha Long.

Keywords: land cover, Landsat-8, image classification, Maximum Likelihood, Support Vector Machine, Decision Tree.